

Загрузка памяти без включения программы

Если загрузить программу, то ей надо сразу около 10 мегабайт оперативной памяти, но через тридцать секунд она уже потребляет всего около 7 мегабайт.

Если подключить первую DLL-библиотеку, то объем памяти уменьшится до – 6828 КБ; если вторую, до – 5720 КБ; если же третью, до – 6348 КБ; если подключить все DLL-библиотеки, то объем оперативной памяти, занимаемой программой, будет равен 17350 КБ.

Литература

1. Лабор, В. В. Си Шарп: Создание приложений для Windows/ В. В. Лабор. – Минск : Харвест, 2003.
2. Programming C#, 2nd Edition / J. Liberty. – O'Reilly; 2002.
3. Программирование для Microsoft Windows на C#: в 2-х т.; пер. с англ. Москва : Русская Редакция, 2002.
4. Рихтер, Дж. Программирование на платформе Microsoft.NET Framework /Дж. Рихтер; пер. с англ. – 2-е изд., испр. – Москва : Русская редакция, 2003.

ВЛИЯНИЯ ПАРАМЕТРОВ НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ НА ТОЧНОСТЬ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЭПИЛЕПСИИ

С. В. Безобразова

*Учреждение образования «Брестский государственный
технический университет», Беларусь*

Научный руководитель В. А. Головки

Внешне эпилепсия проявляется по-разному – это могут быть судорожные припадки, изменение личности, потеря сознания. Эпилепсия – хроническое заболевание головного мозга человека, характеризующееся повторными припадками, которые возникают в результате чрезмерных нейронных разрядов (эпилептические припадки) и сопровождаются разнообразными клиническими и параклиническими симптомами [1].

На сегодня лечение в клиниках проводится в основном двумя методами: проведением хирургической операции либо назначением лекарственных препаратов. Полное выздоровление наступает только в редких случаях, часто из-за того, что плохо анализируются эпилептические формы и их проявления.

Как же повысить качество лечения? Обратимся к моменту диагностики болезни. Постановка диагноза проводится на основе проведения электроэнцефалографии, т. к. только данное обследование позволяет зарегистрировать наличие чрезмерных активностей нейронов [2]. По наличию на электроэнцефалограмме (ЭЭГ) высокоамплитудных, но коротких феноменов с острой вершиной, врач может отнести припадки к эпилептическим. Однако характерная активность нейронов не всегда ярко выражена, поэтому точную постановку диагноза может провести опытный врач, который не только знает все формы эпилептической активности, но и умеет их распознавать на ЭЭГ [3].

В данной статье рассматривается постановка диагноза эпилепсии при помощи программного приложения, разработанного на основе нейронных сетей. Критерием определения чрезмерной активности нейронов выступает старший показатель Ляпунова, для расчета которого используется нейросетевой подход. Внимание акцентируется на вопрос: как подобрать параметры нейронной сети, чтобы добиться высокой точности идентификации эпилепсии и при этом не повысить вероятность ложного определения.

1. Методика диагностики эпилепсии

Сигнал ЭЭГ характеризуется сложной нелинейной динамикой, т. к. с одного электрода снимается суммарный сигнал электрической активности множества нейронов [1]. По этой причине линейные методы не дают точных результатов определения эпилепсии [4]. Как уже было сказано, мы предлагаем использовать старший показатель Ляпунова, который характеризует степень хаотичности системы [5]. При наступлении эпилептического припадка чрезмерная активность нейронов головного мозга вызывает снижение хаоса в сигнале ЭЭГ, что вызывает снижение значения экспоненты Ляпунова [6]. Из вышеописанного получаем следующий критерий [7]:

$$\begin{cases} \lambda > 0, \text{ нормальное состояние;} \\ \lambda \leq 0, \text{ эпилепсия,} \end{cases} \quad (1)$$

где λ – значение старшего показателя Ляпунова.

Для расчета λ мы используем прогнозирующую нейронную сеть, многослойный перцептрон с одним обрабатывающим слоем [8]. В данном случае применение нейронной сети позволит оперировать небольшими объемами данных и повысить точность определения. Таким образом, поэтапную обработку ЭЭГ данных можно схематично отобразить на рис. 1. Остановимся подробнее на том, как же подобрать параметры нейронной сети.

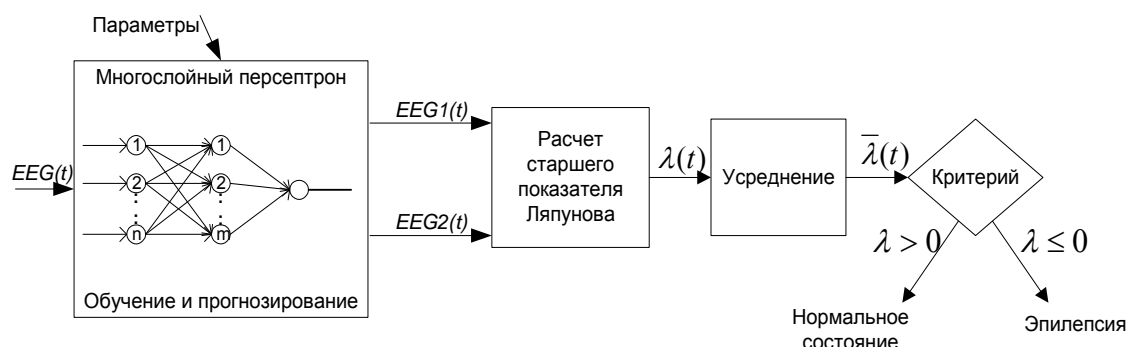


Рис. 1. Схема диагностики эпилепсии. $EEG(t)$ – ЭЭГ сигнал, $EEG1(t)$ и $EEG2(t)$ – две близлежащие траектории ЭЭГ сигнала.

2. Подбор параметров нейронной сети

Параметры искусственной нейронной сети (ИНС) определяют не только скорость обучения нейронной сети, но и прогнозируемость входных данных.

ИНС будет состоять из $k \geq m - 1$ входных нейронов, $p < k$ скрытых и одного выходного нейронного элемента. Здесь m – размерность пространства вложения исследуемых данных [8]. Данные на нейронную сеть подаются с временной задержкой τ , тогда входной образ нейронной сети:

$$(x(t + (i - 1)\tau), x(t + (i - 2)\tau), \dots, x(t + (i - k)\tau)), i = \overline{1, n}. \quad (2)$$

Остается определить размер обучающей выборки. Если она будет достаточно большой, то мы наверняка обнаружим присутствие эпилепсии, однако не сможем определить ни количество эпилептических приступов, ни диапазон времени проявления чрезмерной активности нейронов. С другой стороны маленький размер выборки может привести к ложному определению эпилепсии из-за недостаточного количества данных, так как нейронная сеть сможет аппроксимировать сигнал и в результате определить его как не хаотический. Как же определить этот средний оптимальный размер? Для начала следует выяснить, сколько длится эпилептический приступ и какой самый маленький период повторения. Зная это минимальное значение T_{\min} , размер обучающей выборки определим по формуле:

$$V \leq \frac{T_{\min}}{\tau \cdot \Delta t}, \quad (3)$$

где Δt – интервал, через который сняты данные ЭЭГ.

Проанализировав различные формы проявления эпилептической активности [2], сведем данные об их длительности в таблицу.

Длительность эпилептических форм активности на ЭЭГ

№	Наименование	Длительность, мс.
1.	Спайк	20–70
2.	Острая волна	70–200
3.	Комплекс спайк-волна	160–250 (период)
4.	Комплекс острая волна – медленная волна	500–1300 (период)

Из таблицы видно, что $T_{\min} = 20$ мс. Данные, на которых мы будем проводить эксперимент, взяты с промежутком $\Delta t = 4$ мс. Временная задержка $\tau = 1$. Отсюда желаемый размер обучающей выборки $V \leq 5$. Очевидно, что этого недостаточно для обучения ИНС. Тогда примем за $T_{\min} = 160$ мс наименьший период повторения эпилептической активности, отсюда $V \leq 40$. Это должно позволить точно определить количество эпилептических проявлений, а их длительность с некоторой погрешностью.

3. Результаты эксперимента

Экспериментально мы попытаемся проверить: действительно ли размер является оптимальным, и не приведет ли такой небольшой размер ($V \leq 40$) к появлению ложных определений. Эксперименты проводятся по схеме (рис. 1) с использованием сигналов ЭЭГ [9], один из которых изображен на рис. 2, а. При уменьшении размера обучающей выборки происходит повышение чувствительности детектора эпилептической активности, что четко видно из рис. 2. Однако при значении меньше 40 получаются ложные определения. Можно сделать вывод, что значение $V = 40$ является достаточным для обучения ИНС и достижения приемлемой точности определения.

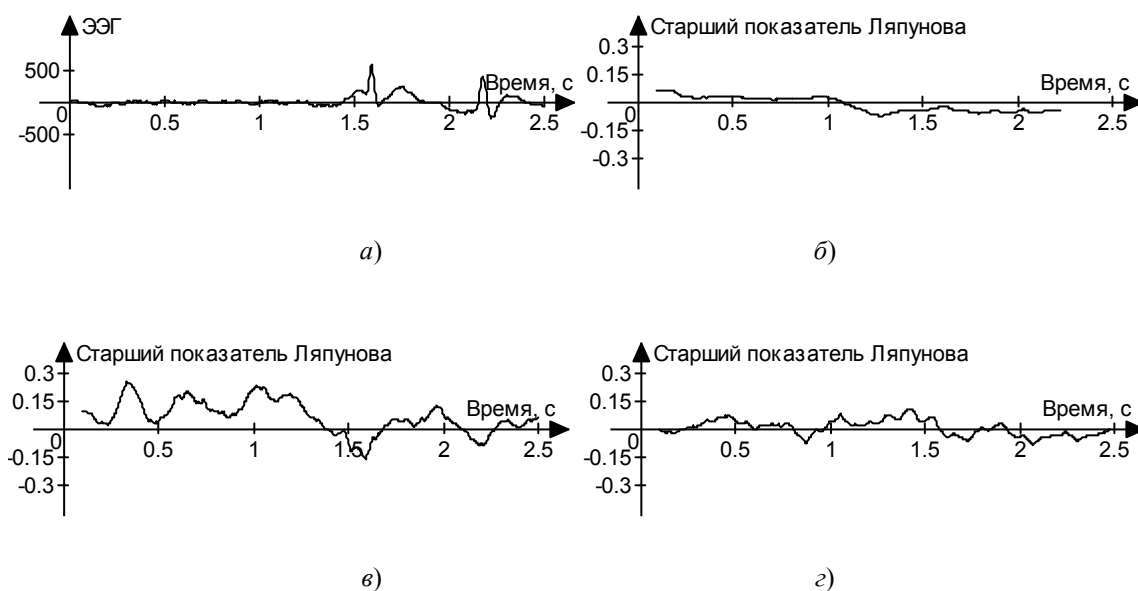


Рис. 2. Экспериментальные данные и результаты: а – ЭЭГ сигнал с двумя острыми волнами; б, в, г – результаты расчета старшего показателя Ляпунова для размеров обучающей выборки 300, 40, 30.

Выводы

1. Описана методика для обнаружения эпилептических приступов на основе расчета старшего показателя Ляпунова при помощи нейронных сетей.
2. Предложен подход по определению оптимального размера обучающей выборки нейронной сети, который был подтвержден экспериментально.

Литература

1. Кырлов, В. А. Эпилепсия / В. А. Кырлов. – Москва : Медицина, 1990. – 336 с.
2. Зенкова, Л. Р. Клиническая эпилептология / Л. Р. Зенкова [б. и.], Медицинское информационное агентство, 2002. – 416 с.

3. Кот, Д. А. Роль ЭЭГ при корректировке лечения резистентных эпилепсий у детей и подростков с психоневрологической патологией / Д. А. Кот [б. и.]. – <http://www.visual2.otriks.com/>, 2004.
4. Litt B, Echauz J. Prediction of epileptic seizures: review. // *Lancet Neurology*, Vol 1, 2002, – P. 22–30.
5. Toward a Neurodynamical Understanding of Ictogenesis // *Epilepsia*, v.uu, №1, 2003, – P. 30–43.
6. Sackellares J.Ch, Iasemidis L.D, Shiau D. Epilepsy when chaos fail. – Singapore: Word Scientific, 1990.
7. Безобразова, С. В. Диагностика эпилепсии на основе анализа энцефалограмм / С. В. Безобразова // Сборник конкурсных работ студентов и аспирантов. – 2005. – Брест: БрГТУ. – С. 91–94.
8. Головкин, В. А. Нейросетевые методы обработки хаотических процессов / В. А. Головкин // В книге «Лекции по Нейроинформатике». – Москва: МИФИ, 2005. – С. 43–88.
9. Данные электроэнцефалограмм – <http://republica.pl>, 2002.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ИМПУЛЬСНО–КОДОВОЙ МОДУЛЯЦИИ ДЛЯ КОДИРОВАНИЯ ЗВУКА

Д. В. Дорошев

*Учреждение образования «Гомельский государственный
технический университет имени П. О. Сухого», Беларусь*

Научный руководитель Д. А. Литвинов

Для хранения и передачи голосовых сообщений требуются значительные объемы памяти и каналы передачи данных. В связи с этим для уменьшения объема и потока данных применяется сжатие (кодирование) информации. Преобразование аналогового речевого сигнала в цифровой вид обычно осуществляется методом импульсно-кодовой модуляции (ИКМ). После такой обработки речевой сигнал уже пригоден для передачи по цифровым каналам. Однако для передачи такого цифрового потока необходимо выделение полосы пропускания 64 кбит/с, что является явно избыточным. Еще одним алгоритмом преобразования речевого сигнала является дифференциальная импульсно-кодовая модуляция (ДИКМ). Этот алгоритм дает практически такое же качество воспроизведения речи, как и ИКМ, однако для передачи информации при его использовании требуется полоса всего в 16–32 кбит/с. Уменьшение потока передаваемых данных увеличивает пропускную способность канала связи, а применительно к хранению информации использование кодирования позволяет увеличить объем записываемой информации.

Наиболее эффективными являются кодеры на основе метода линейного предсказания речи. Кодеры данного типа работают с блоками подготовленных отсчетов. Для каждого блока вычисляются его характерные параметры: частота, амплитуда и ряд других. Затем из значений этих параметров формируется речевой кадр, готовый для передачи. При таком подходе к кодированию речи, возрастают требования к вычислительным мощностям и увеличивается задержка при передаче, поскольку кодирование применяется не к отдельным значениям, а к некоторому их набору, который перед началом преобразования следует накопить в определенном буфере. Более сложные методы сжатия речи основаны на применении метода линейного предсказания речи в сочетании с элементами кодирования формы сигнала. В этих алгоритмах используется кодирование с обратной связью, когда при передаче сигнала осуществляется оптимизация кода [1].